



TITLE:

Examination on the accuracy of the measurement of wind speed by an artificial satellite : Preliminary data analyses using Bootstrap and ANOVA

AUTHOR(S):

桜井, 裕仁; 田栗, 正章

CITATION:

桜井, 裕仁 ...[et al]. Examination on the accuracy of the measurement of wind speed by an artificial satellite : Preliminary data analyses using Bootstrap and ANOVA. 数理解析研究所講究録 1997, 1007: 139-160

ISSUE DATE:

1997-08

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/61477>

RIGHT:

Examination on the accuracy of the measurement of wind speed by an artificial satellite : Preliminary data analyses using Bootstrap and ANOVA

千葉大学大学院 桜井 裕仁 (Hirohito Sakurai)
千葉大学理学部 田栗 正章 (Masaaki Taguri)

1 はじめに

1957年に史上初の人工衛星が打ち上げられて以来、科学衛星をはじめとして、軍事衛星、通信衛星、放送衛星、気象衛星など様々な目的のものが現在も上空には数多く飛行を続けている。それによって、我々が地上にいただけでは得られなかった情報が入手可能になった。しかし人工衛星が計測しているデータには、気象条件等の様々な要因のために、正確な計測が行えないために発生する誤差が混入している可能性がある。そこで、我々は、人工衛星で計測されたデータの検証作業を行うことが必要となる。

ここで取り扱うデータの検証作業とは、人工衛星によって測定された風速を、地上のレーダーで測定した風速と比較することにより、衛星観測の精度を評価することである。風に関する情報をデータ化する場合には、風ベクトルとして表現するのが一般的であるが、測器開発グループの様々な試行錯誤の結果、風ベクトルを風向と風速に分けて比較する手法が定着し、風向は合理的な範囲で一致すると広く認められるに至っている。しかし、風速については、レーダーの方に過小評価の可能性のあることが、専門家によって指摘されている。

ここで我々の興味は、人工衛星とレーダーという2つの方法によって計測された風速が一致しない点にある。具体的には、まずこれらの違いは偶然発生したものと考えられるか否かを検討することにある。さらに、専門家によって指摘されているように、我々が得たデータに対しても、レーダーで計測した風速が、本当に過小評価になっているのかも検討の対象である。

そこで本報告では、人工衛星で計測された風速データ¹の検証作業を本格的に行う前の準備段階の考察として、まず与えられたデータに対して、Bootstrap法、分散分析法、多重比較法などを適用して、データの構造を明らかにし、その特徴の抽出を行う。次に、レーダーで計測される風速の過小評価の可能性についても検討を行う。

具体的には次のような解析を統計パッケージSASを用いて行った。まず、散布図、ヒストグラムを描き、次に、基本統計量の計算を行った。しかし、これらの解析結果はかなり膨大な量になるため、本報告ではこれらのうち、特徴的なものを第2章で一部紹介するだけにとどめる。詳細については、Sakurai et al.(1997)を参照のこと。

次に、第3章では、2群すなわち、人工衛星で計測した風速とレーダーで計測した風速との間に統計的な有意差が認められるかどうかの検定を、プールしたデータ、観測日別データ、観測高度別データに対して行う。

最後に、第4章で分散分析法を用いて、風速に影響を及ぼす要因の抽出を行う。しかし、分散分析では、平均について有意な群間差があるかどうかの結論をだすことしかできず、具体的にどの群とどの群との間で有意差があるかについては分らない。そこで、いくつ

¹Michigan 大学が所有するデータを、茨城大学の長谷部文雄氏から提供していただいた。

かある多重比較法のうち、Tukey の多重比較法を用いて、具体的にどの群とどの群との間で有意差が認められるかについても調べ、風速のデータを、同傾向をもつ観測日または観測高度に分類する。

結論としては、全体としては有意差が認められるが、特定の観測日や観測高度では差が認められない。こうした結果を考慮すると、人工衛星の観測精度を評価するためには、全データをまとめて扱うよりも、有効な情報を引き出すことが可能になるという意味において、同傾向をもつ観測日または観測高度ごとに解析を行ったほうが良いと考える。

2 風速データの構造

本解析の対象とする風速データは、次のようにして得られたものである。風速は人工衛星とレーダーの両方で計測されるが、計測の回数は1日に1回で、地上 80 km から 90 km まで、1 km きざみの観測値が 14 日間分与えられていた。その結果、次頁の表 1 のように、全部で 154 個の観測値が得られる。しかし、観測日の 4 日目に高度 80 ~ 84 km の地点でのレーダーによる観測値が欠測となっていた。したがって、データを人工衛星とレーダーのペアにして考える場合には、149 組の観測値が与えられていることになる。

ところで、人工衛星で計測した風速 (以下では HRDI と表す)、レーダーで計測した風速 (以下では Radar と表す) のデータがペアで与えられていることを考慮すると、これらに差があるか否かについての検討を行うためには、HRDI または Radar を個々に考えるよりも、それらの対応を考慮して解析を行った方が良い。そこで、ここでは、 $\text{Dif}(\equiv \text{HRDI} - \text{Radar})$ 、 $\text{Ratio}(\equiv \text{HRDI}/\text{Radar})$ という 2 つの量を新たに導入し、以下では HRDI, Radar, Dif, Ratio の 4 つの量の分布に対する検討を行う。

本章では、まずデータの散布図、およびヒストグラムを描く。さらに、分布の特徴を表す基本統計量の計算を行う。

2.1 データの散布図

ここでは欠測値を除いたすべてのデータの組 (HRDI, Radar) に対して、縦軸に HRDI、横軸に Radar をとって 3 種類の散布図を描いた。すなわち、まずはじめに単純に全データをプールしてプロットした散布図 (図 1) を、次に観測日別の散布図 (図 2) を、最後に観測高度別の散布図 (図 3) を描いた。ただし、 $\hat{\rho}$ は HRDI と Radar との相関係数を表す。

表 1 : 風速のデータ

Date	Altitude (km)	HRDI (m/s)	Radar (m/s)
1	80	x_1	y_1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
1	90	x_{11}	y_{11}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
14	80	x_{144}	y_{144}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
14	90	y_{154}	y_{154}

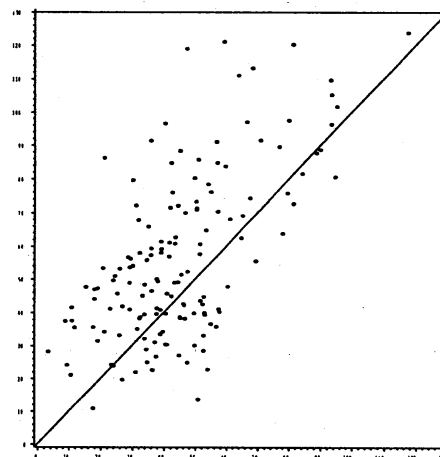
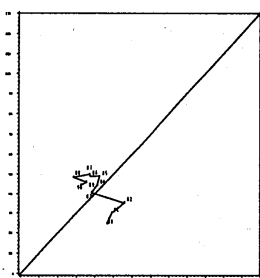
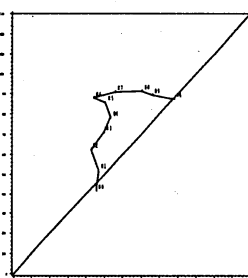
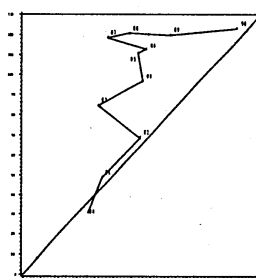
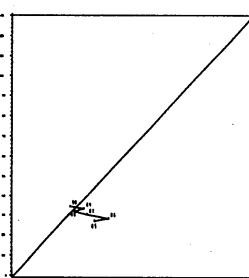
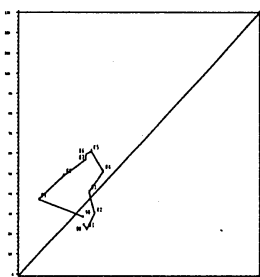
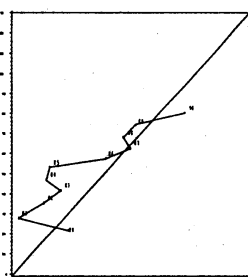
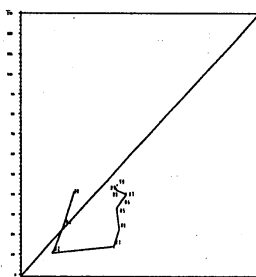
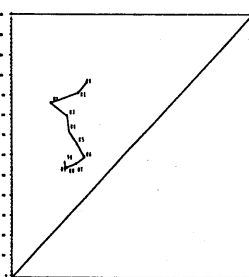
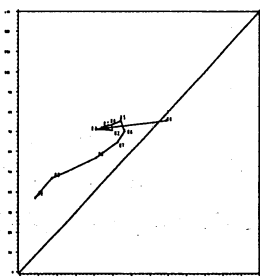
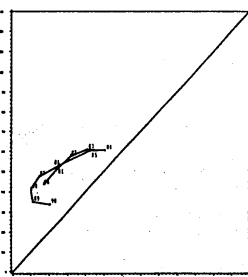
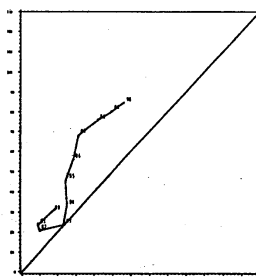
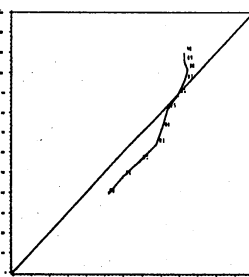
図 1 : 全データの散布図 $\hat{\rho} = 0.63$ 

図 2 : 観測日別の散布図 各点は観測高度に対応しており、高度の低い地点から順に折れ線で結んだ。

Date=1, $\hat{\rho} = -0.69$ Date=2, $\hat{\rho} = 0.56$ Date=3, $\hat{\rho} = 0.60$ Date=4, $\hat{\rho} = -0.82$ Date=5, $\hat{\rho} = 0.11$ Date=6, $\hat{\rho} = 0.86$ Date=7, $\hat{\rho} = 0.47$ Date=8, $\hat{\rho} = 0.11$ Date=9, $\hat{\rho} = 0.87$ Date=10, $\hat{\rho} = 0.86$ Date=11, $\hat{\rho} = 0.93$ Date=12, $\hat{\rho} = 0.96$ 

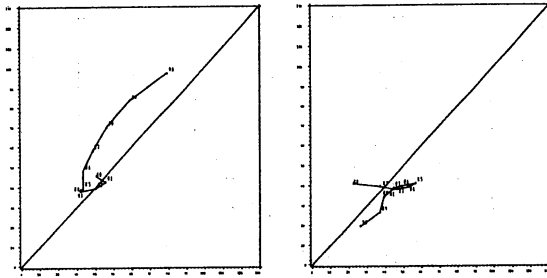
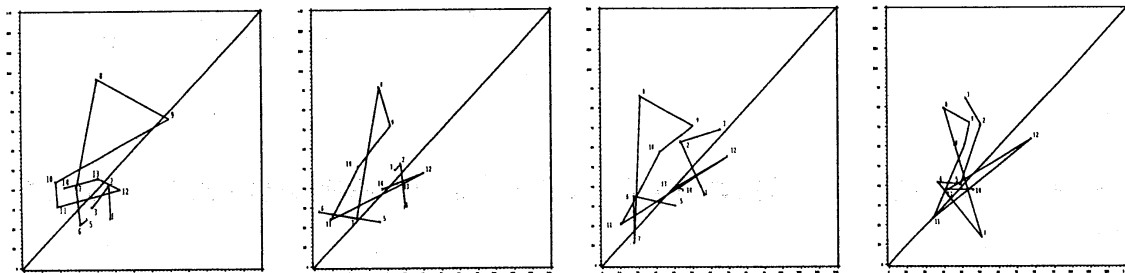
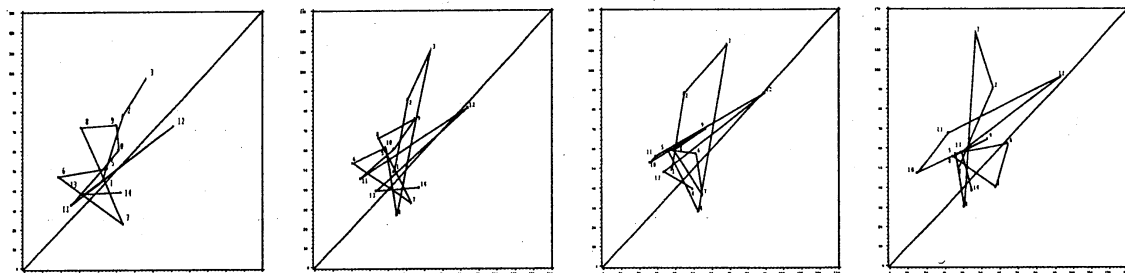
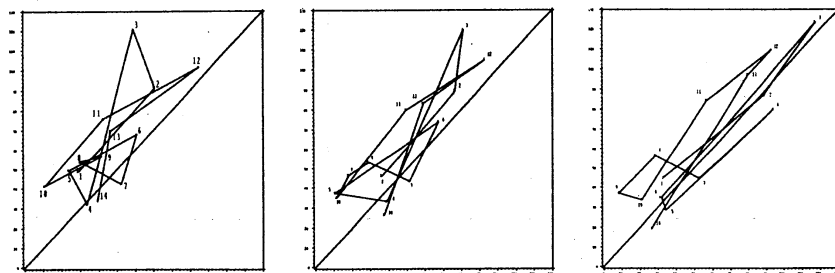
Date=13, $\hat{\rho} = 0.91$ Date=14, $\hat{\rho} = 0.49$ 

図 3：観測高度別の散布図 各点は各観測日に対応しており，日付順に折れ線で結んだ．

Altitude=80, $\hat{\rho} = 0.41$ Altitude=81, $\hat{\rho} = 0.35$ Altitude=82, $\hat{\rho} = 0.38$ Altitude=83, $\hat{\rho} = 0.21$ Altitude=84, $\hat{\rho} = 0.48$ Altitude=85, $\hat{\rho} = 0.47$ Altitude=86, $\hat{\rho} = 0.49$ Altitude=87, $\hat{\rho} = 0.44$ Altitude=88, $\hat{\rho} = 0.72$ Altitude=89, $\hat{\rho} = 0.85$ Altitude=90, $\hat{\rho} = 0.91$ 

2.2 散布図からの考察

プールした 149 個のデータのうち，散布図上の傾き 45° の直線よりも上にあるものが 102 個 (68.5%)，下にあるものが 47 個 (31.5%) ある．これは，HRDI の方が Radar よりも大きな値を与える傾向を示すものであり，HRDI が過大評価，あるいは Radar が過小評価になっている可能性が高いことを示唆していると考えられる．

次に、観測高度別データについて見てみると、HRDI と Radar には正の相関があるが、その値は、80～82km では0.4 前後、84～87km では0.45 前後、88～90km では0.7～0.9 というように、観測高度が高くなるほど相関係数の値が大きくなる傾向が見られる。特に、88km, 89km, 90km の地点での相関係数の値が大きくなっている。

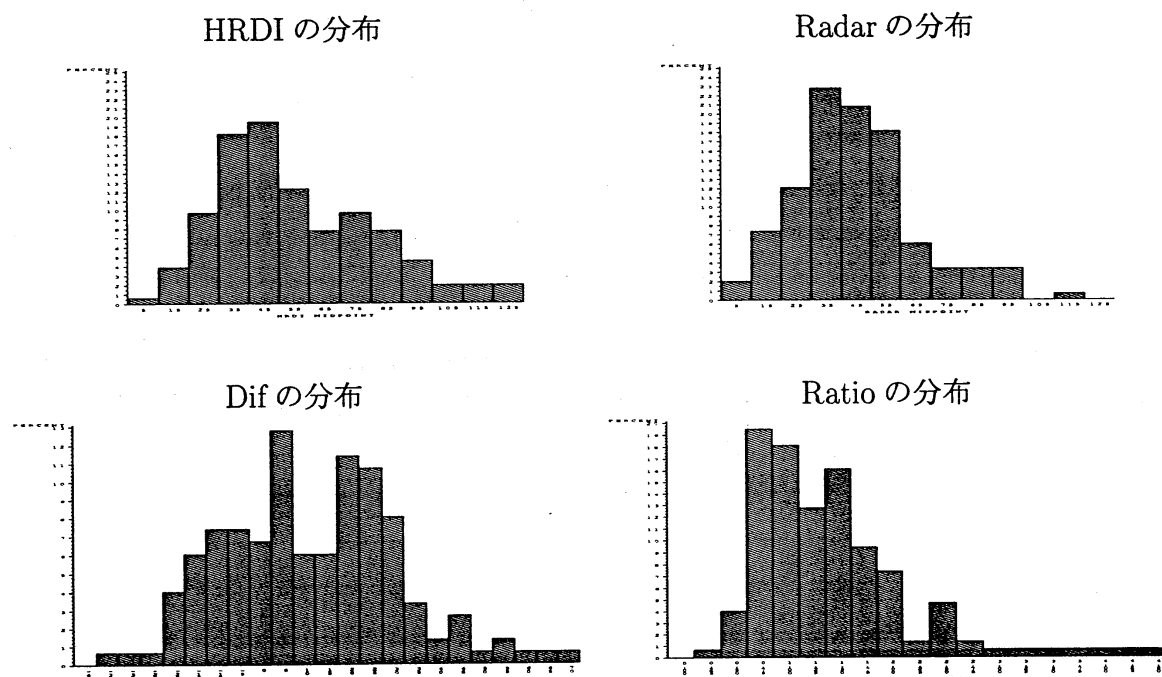
また、観測高度別のデータの相関係数の値から判断すると、高度を2つのグループ、すなわち観測高度の高いところ(88～90km)と、低いところ(80～87km)に分けることができるかもしれない。この2つに分けることによって、今後風速を測定するときに、観測精度を上げることができる可能性がある。

一方、観測日別のデータを見ると、気象条件に依存すると考えられるいくつかの現象が見られるので、各観測日に対応する気象データを考慮した解析が必要となる可能性がある。例えば、観測高度別のデータの散布図では、HRDI と Radar には正の相関があったが、観測日別データでは、正の相関を示す散布図と負の相関を示す散布図が混在しており、観測日ごとにデータの発生する様子が全く異なる。これは、観測日ごとに気象条件が異なるために起こっている現象ではないかと考えられる。相関係数の値から考えると、4つぐらいのグループに分かれ、それぞれが気象条件と対応している可能性がある。4, 5, 7, 8, 10 日目のような風速の弱い日の散布図の振る舞いは、その他の日のように、高度が高くなるにつれて風速が強くなるといった増加傾向がなく、よく分からない。特に8日目に関しては、Radar の値はあまり変化していないにも拘らず、HRDI は高度が高いところほど値が大きくなっている。

2.3 ヒストグラムによるデータの要約

HRDI, Radar, Dif, Ratio の分布のプールしたデータに対するヒストグラムを描くと、次の図4のようになる。

図4：HRDI, Radar, Dif, Ratio のヒストグラム



2.4 ヒストグラムからの考察

HRDI, Radar, Dif, Ratio の分布はいずれも非対称で、かつ右裾を引く分布であり、正規分布であると見なすことはできない。

ペアにしたデータから計算された Dif と Ratio の分布には、いくつかの山 (その分布の中で、現れる確率が高いところ) が見られ、山の数は Dif の分布では 3 ~ 5, Ratio の分布では 3 つ程度である。これはいくつかの分布が混在している可能性を示唆するものである。したがって、与えられているデータをいくつかの層に分けて解析を行うのがよさそうである。いま手元にあるデータに関していえば、例えば観測高度別、あるいは観測日別に解析を行うのが妥当であると考えられる。

次に、 $(Dif) < 0$ と $(Dif) \geq 0$ の領域、あるいは、 $(Ratio) < 1$ と $(Ratio) \geq 1$ の領域に対応する部分の分布の面積比がおおよそ 1 : 2 となることから、HRDI の過大評価、または、Radar の過小評価の可能性が高い。

2.5 基本統計量の計算

4 つの量 HRDI, Radar, Dif, Ratio に対する分布の各種統計量の計算を、プールしたデータ、観測高度別データ、観測日別データに対して行う。

計算結果は次頁以降の表 2 ~ 表 10 に与えられている。ただし、表中の記号は、それぞれ次の量を表している。N はサンプルサイズ、Num > 0 は観測値が正値をとる個数、Mean は平均、Std Dev は標準偏差 (不偏分散の平方根)、Skewness は歪度、kurtosis は尖度、CV は変動係数、Std Mean は平均の標準誤差で、 $\text{Std Dev}/\sqrt{N}$ である。

2.6 基本統計量の計算結果からの考察

プールしたデータについて、HRDI, Radar を個々に考えると、変動係数はともに 0.46 程度だが、データをペアにして考えた Dif の分布では 1.73, Ratio の分布では 0.63 程度となり、データのばらつきが少し大きくなる。こうした傾向は観測日別データおよび、観測高度別データについても見られる。すなわち、観測日別データの HRDI では 0.2 ~ 0.5, Radar では 0.2 ~ 0.7 程度であるが、Dif については、-4 ~ 12 程度で、かなりばらつきが大きくなる。特に、1, 12 日目の変動係数の絶対値がかなり大きい。これは平均値が 0 に近いために起きている現象と考えられる。観測高度別データについても、HRDI では 0.4 ~ 0.6, Radar では 0.3 ~ 0.6 程度であるが、Dif については、1 ~ 4 程度で、これもばらつきが大きくなる。

次に分布形については、プールしたデータでは 4 種類の分布の歪度はすべて正となるが、観測日別のデータを見ると、 $(\text{歪度}) < 0$ のところが多い。一方、観測高度別データでは、HRDI, Radar とともに $(\text{歪度}) > 0$ のところが多い。

表 2 : プールしたデータの基本統計量

Data	N	Num > 0	Mean	Std Dev	Skewness	Kurtosis	CV	Std Mean
HRDI	154	154	54.86	25.60	0.67	-0.07	0.47	2.06
Radar	149	149	44.68	20.39	0.78	0.90	0.46	1.67
Dif	149	102	11.50	19.93	0.31	0.11	1.73	1.63
Ratio	149	149	1.46	0.92	3.91	25.61	0.63	0.08

表 3 : HRDI の基本統計量 (観測日別)

Date	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
N	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Mean	42.36	76.50	94.51	24.03	42.32	52.00	32.18	70.17	65.16	49.83	49.56	78.51	54.79	36.15
Std Dev	8.51	17.13	32.04	9.35	14.32	18.94	12.27	15.99	12.72	9.99	24.47	24.22	20.42	6.82
Skewness	-1.16	-1.07	-1.04	-0.58	-0.01	-0.10	-0.74	0.53	-1.41	-0.34	0.26	-0.28	1.26	-1.86
Kurtosis	0.22	-0.10	-0.16	-1.03	-1.68	-1.01	-0.95	-1.37	1.00	-1.31	-1.75	-1.35	0.45	2.79
CV	0.20	0.22	0.34	0.39	0.34	0.36	0.38	0.23	0.20	0.20	0.49	0.31	0.37	0.19
Std Mean	2.57	5.16	9.66	2.82	4.32	5.71	3.70	4.82	3.84	3.01	7.38	7.30	6.16	2.06

表 4 : Radar の基本統計量 (観測日別)

Date	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
N	11	11	11	6	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Mean	41.11	57.28	62.96	40.36	34.14	41.58	45.14	32.28	45.42	26.89	29.47	80.98	44.09	41.90
Std Dev	7.85	14.86	22.49	7.60	9.31	27.96	14.38	5.47	19.04	13.66	15.07	14.49	14.35	10.45
Skewness	0.54	1.24	1.41	0.67	-1.78	0.51	-1.25	-0.46	-0.49	0.59	0.52	-0.94	1.82	-0.52
Kurtosis	0.20	0.47	2.78	0.14	3.71	-0.64	-0.17	0.54	1.07	-0.84	-0.38	-0.27	3.45	-0.18
CV	0.19	0.26	0.36	0.19	0.27	0.67	0.32	0.17	0.42	0.51	0.51	0.18	0.33	0.25
Std Mean	2.37	4.48	6.78	3.10	2.81	8.43	4.33	1.65	5.74	4.12	4.54	4.37	4.33	3.15

表 5 : Dif の基本統計量 (観測日別)

Date	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
N	11	11	11	6	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Mean	1.26	19.23	31.55	-9.17	8.18	10.42	-12.96	37.89	19.74	22.95	20.10	-2.47	10.70	-5.75
Std Dev	15.06	15.12	25.84	10.24	16.20	15.11	13.85	16.31	10.11	7.26	11.84	10.95	9.55	9.26
Skewness	-0.78	-0.07	-0.06	-0.38	-0.14	-0.12	-0.10	0.49	-1.24	-0.69	-0.24	0.51	0.11	1.93
Kurtosis	-0.96	-0.81	-1.25	-0.93	-1.96	-0.94	0.20	-1.44	1.68	-0.33	-1.17	-1.08	-1.36	4.67
CV	12.00	0.79	0.82	-1.12	1.98	1.45	-1.07	0.43	0.51	0.32	0.59	-4.43	0.89	-1.61
Std Mean	4.54	4.56	7.79	4.18	4.89	4.56	4.18	4.92	3.05	2.19	3.57	3.30	2.88	2.79

表 6 : Ratio の基本統計量 (観測日別)

Date	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
N	11	11	11	6	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Mean	1.09	1.37	1.54	0.80	1.41	2.11	0.75	2.24	1.75	2.19	1.76	0.95	1.24	0.91
Std Dev	0.36	0.32	0.52	0.21	0.82	2.27	0.30	0.72	0.94	0.84	0.43	0.15	0.20	0.31
Skewness	-0.30	0.35	0.46	0.20	1.65	2.85	0.68	1.84	2.33	0.79	0.17	0.17	-0.06	2.79
Kurtosis	-0.67	-0.26	-0.45	-1.03	3.27	8.67	1.44	4.26	5.68	-0.28	0.78	-1.38	-1.08	8.29
CV	0.33	0.23	0.33	0.27	0.58	1.07	0.40	0.32	0.54	0.38	0.24	0.15	0.16	0.34
Std Mean	0.11	0.10	0.16	0.09	0.25	0.68	0.09	0.22	0.28	0.25	0.13	0.04	0.06	0.09

表 7 : HRDI の基本統計量 (観測高度別)

Altitude	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
Mean	40.68	41.87	45.05	49.37	53.97	59.43	60.70	62.89	63.50	62.71	63.32
Std Dev	22.32	21.29	22.57	22.82	22.34	23.17	22.90	24.38	26.40	29.37	33.33
Skewness	1.35	0.92	0.21	0.05	0.32	0.74	0.97	1.06	0.92	0.64	0.46
Kurtosis	2.41	1.00	-0.85	-1.20	-0.74	0.31	0.82	0.86	0.17	-0.76	-1.16
CV	0.55	0.51	0.50	0.46	0.41	0.39	0.38	0.39	0.42	0.47	0.53
Std Mean	5.97	5.69	6.03	6.10	5.97	6.19	6.12	6.52	7.06	7.85	8.91

表 8 : Radar の基本統計量 (観測高度別)

Altitude	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
N	13	13	13	13	13	14	14	14	14	14	14
Mean	38.38	35.38	39.24	41.80	46.66	46.35	47.93	46.61	45.45	47.28	54.83
Std Dev	16.43	16.31	18.74	13.80	16.95	16.30	16.85	18.42	21.38	26.04	33.84
Skewness	1.17	-0.72	0.02	1.39	0.28	0.65	1.13	1.03	0.77	0.23	0.49
Kurtosis	2.28	0.04	-0.99	3.29	0.24	1.07	1.77	2.47	1.07	-0.90	-1.12
CV	0.43	0.46	0.48	0.33	0.36	0.35	0.35	0.40	0.47	0.55	0.62
Std Mean	4.56	4.52	5.20	3.83	4.70	4.36	4.50	4.92	5.71	6.96	9.04

表 9 : Dif の基本統計量 (観測高度別)

Altitude	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
N	13	13	13	13	13	14	14	14	14	14	14
Mean	4.81	8.87	8.08	9.86	9.68	13.08	12.77	16.28	18.05	15.43	8.49
Std Dev	20.68	20.99	22.63	23.39	19.97	21.07	20.78	23.22	18.46	15.48	14.37
Skewness	1.29	0.78	1.27	-0.14	-0.43	-0.27	-0.24	0.82	0.66	-0.44	0.05
Kurtosis	2.15	0.51	2.37	0.29	0.00	-0.96	-0.49	1.22	1.31	-0.87	-1.25
CV	4.30	2.37	2.80	2.37	2.06	1.61	1.63	1.43	1.02	1.00	1.69
Std Mean	5.73	5.82	6.28	6.49	5.54	5.63	5.55	6.21	4.93	4.14	3.84

表 10 : Ratio の基本統計量 (観測高度別)

Altitude	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
N	13	13	13	13	13	14	14	14	14	14	14
Mean	1.25	1.91	1.42	1.31	1.32	1.38	1.35	1.50	1.59	1.61	1.40
Std Dev	0.65	2.14	0.95	0.60	0.57	0.56	0.48	0.70	0.78	0.85	0.90
Skewness	0.94	3.01	2.06	0.66	0.90	0.42	-0.16	1.12	2.01	1.22	2.87
Kurtosis	-0.33	9.81	5.13	1.28	0.98	0.19	-1.00	0.99	5.37	0.50	9.22
CV	0.52	1.12	0.67	0.46	0.43	0.40	0.36	0.47	0.49	0.53	0.64
Std Mean	0.18	0.59	0.26	0.17	0.16	0.15	0.13	0.19	0.21	0.23	0.24

その他特徴的なこととして、観測高度別のデータの平均値が、単調ではないが、高度が高くなるにつれて、大きくなる傾向が見られる。HRDI と Radar の標準偏差は、高度が高くなるにつれて、増加する傾向がある。しかし、Dif については、単調ではないが、高度が高くなるにつれて、標準偏差が小さくなる傾向があり、Ratio では 81 km のところを除いて、あまり大きな変動は見られない。

HRDI の過大評価、あるいは、Radar の過小評価の可能性については、Dif > 0 のデータの数が 149 個中 102 個あることから分かるが、これは散布図やヒストグラムから得られた知見と同様である。

3 Bootstrap 検定を用いた 2 群の同等性検定

この章では 2 群 (人工衛星で計測した風速 (HRDI) とレーダーで計測した風速 (Radar)) の同等性の検定を行う. 通常, 対応のあるデータに対して, 従来の t 検定を用いて 2 群の同等性の検定を行うためには, 風速の差の分布に対して正規性の仮定が必要となる. しかし上で見てきたように, 風速の差の分布を正規分布とは見なすことはできないので, ここでは, 分布形を仮定しないノンパラメトリックな検定方式を考えていくことにする.

3.1 対応のあるデータに対する bootstrap 検定

この節では Efron and Tibshirani(1993) にあるような bootstrap- t 検定のアルゴリズムを参考にして, 対応のあるデータに対する bootstrap 検定 (以下では bootstrap paired- t 検定と呼ぶことにする) のアルゴリズムを構成する. この方法によって p 値の近似値を求め, これと与える有意水準から, 対応のあるデータに対する 2 群の同等性の検定を行う.

人工衛星で計測した風速とレーダーで計測した風速が従う母集団の同時分布を F , 同じ観測日の同じ観測高度で観測する風速に対して, 人工衛星で計測した風速を表す確率変数を X_i , レーダーで計測した風速を表す確率変数を Y_i とし,

$$(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n) \stackrel{i.i.d.}{\sim} F$$

と仮定する. ここで, F の平均を (μ_x, μ_y) とする.

次に, データをペアにして考え, 実現値 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ に対して, 風速の差 $d_i = x_i - y_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を考える. ただし, $\bar{d} = \sum_{i=1}^n d_i / n$, $\hat{\sigma} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2 / (n-1)}$ とする. このとき, 風速の差の平均 $\mu_d \equiv \mu_x - \mu_y$ が 0 か否かの検定, すなわち,

$$\text{帰無仮説 } H_0 : \mu_d = 0 \quad \text{対立仮説 } H_1 : \mu_d \neq 0$$

の検定を行う. bootstrap paired- t 検定のアルゴリズムは, 次頁に与えられている.

[Bootstrap paired- t 検定のアルゴリズム]

1. 母集団から大きさ n の $i.i.d.$ サンプル $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ を復元抽出し, $d_i = x_i - y_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を計算する.

$$F \Rightarrow \left(\begin{array}{c} x_1 \\ y_1 \end{array} \right), \dots, \left(\begin{array}{c} x_n \\ y_n \end{array} \right) \Big\} \xrightarrow{d_i = x_i - y_i} \{d_1, \dots, d_n\}$$

2. 得られた $\{d_1, \dots, d_n\}$ を $\tilde{d}_i = d_i - \bar{d}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) と変換する. ここで, $z = \{\tilde{d}_1, \dots, \tilde{d}_n\}$ とする.
3. 変換したサンプル z から大きさ n のリサンプル $z_b^* = \{d_{b1}^*, \dots, d_{bn}^*\}$ ($b = 1, 2, \dots, B$) を無作為に復元抽出する.
4. リサンプル z_b^* を用いて, ブートストラップ検定統計量

$$t(z_b^*) = \frac{\bar{d}_b^*}{\hat{\sigma}_b^* / \sqrt{n}}$$

を計算する. ただし, $\bar{d}_b^* = \sum_{i=1}^n d_{bi}^* / n$, $\hat{\sigma}_b^* = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{bi}^* - \bar{d}_b^*)^2 / (n-1)}$ である.

5. ステップ 3, 4 を B 回繰り返して, $t(z_1^*), \dots, t(z_B^*)$ を計算する.
6. ステップ 5 から $\{t(z_b^*)\}_{b=1}^B$ のヒストグラムを作成し, それを $t(z) = \bar{d} / (\hat{\sigma} / \sqrt{n})$ の帰無分布のブートストラップ近似分布とする.
7. 上で作った $t(z_b^*)$ のヒストグラムから片側達成有意水準 (検定統計量の実現値に対する上側確率; one-sided achieved significance level) の近似を,

$$\widehat{ASL}_{boot} = \begin{cases} \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B I\{t(z_b^*) \geq t_{obs}\} & (t_{obs} \geq 0) \\ \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B I\{t(z_b^*) \leq t_{obs}\} & (t_{obs} < 0) \end{cases}$$

によって行い, これを p 値の近似値とする. ただし, $I(\cdot)$ は定義関数を表し,

$$t_{obs} = t(z) = \frac{\bar{d}}{\hat{\sigma} / \sqrt{n}}$$

である.

8. 上で求めた \widehat{ASL}_{boot} と, 与える有意水準とから, 帰無仮説 H_0 の棄却, 採択を決定する.

3.2 Bootstrap paired- t 検定の結果

以下の表 11 に, 3.1 節のアルゴリズムによって計算した \widehat{ASL}_{boot} の値を示す. これはブートストラップ反復回数 B を 500, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000 と変えた時に, \widehat{ASL}_{boot} の値がどのように変化するかを, プールしたデータ, 観測日別および観測高度別のデータに対して与えた表である. また参考までに, 通常の片側 t 検定を行ったときの p 値と, イニシャルサンプルによって計算される $t(z)$ の値も示す.

表 11 : Bootstrap paired- t 検定による \widehat{ASL}_{boot} の値

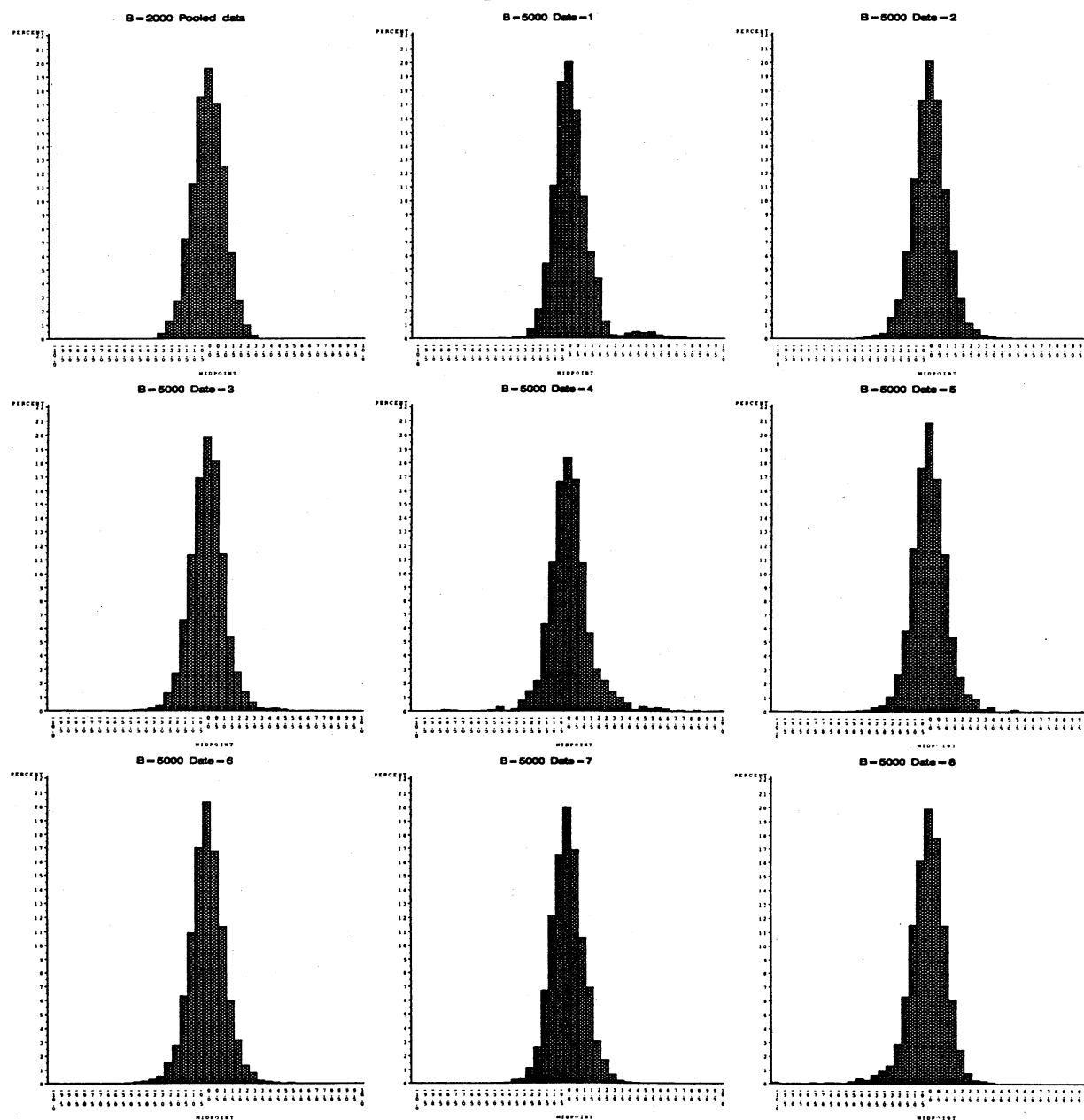
		反復回数 B						t 検定の p 値	$t(z)$ の値
		500	1000	2000	3000	4000	5000		
pooled data		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	7.047
観測日別	1	0.418	0.411	0.412	0.412	0.412	0.408	0.394	0.276
	2	0.002	0.001	0.001	0.002	0.001	0.001	0.001	4.217
	3	0.004	0.005	0.004	0.004	0.004	0.004	0.001	4.050
	4	0.026	0.030	0.032	0.032	0.031	0.031	0.040	-2.194
	5	0.066	0.059	0.055	0.059	0.059	0.059	0.063	1.674
	6	0.034	0.032	0.028	0.026	0.026	0.025	0.023	2.288
	7	0.006	0.003	0.004	0.004	0.004	0.004	0.006	-3.102
	8	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	7.707
	9	0.002	0.003	0.004	0.004	0.003	0.003	0.000	6.475
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	10.483
	11	0.000	0.001	0.002	0.001	0.001	0.001	0.000	5.631
	12	0.248	0.240	0.234	0.237	0.242	0.240	0.236	-0.749
	13	0.002	0.003	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002	3.717
	14	0.148	0.143	0.142	0.142	0.140	0.137	0.033	-2.060
観測高度別	80	0.182	0.193	0.184	0.179	0.174	0.173	0.209	0.838
	81	0.056	0.048	0.050	0.051	0.051	0.052	0.077	1.524
	82	0.090	0.084	0.076	0.077	0.074	0.075	0.111	1.287
	83	0.074	0.080	0.082	0.083	0.083	0.080	0.077	1.520
	84	0.058	0.062	0.063	0.070	0.068	0.066	0.053	1.748
	85	0.026	0.025	0.029	0.027	0.026	0.026	0.019	2.323
	86	0.024	0.021	0.026	0.024	0.024	0.023	0.019	2.298
	87	0.006	0.004	0.005	0.005	0.004	0.003	0.011	2.623
	88	0.002	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	3.658
	89	0.010	0.008	0.006	0.006	0.005	0.005	0.001	3.729
	90	0.026	0.026	0.023	0.024	0.024	0.024	0.023	2.211

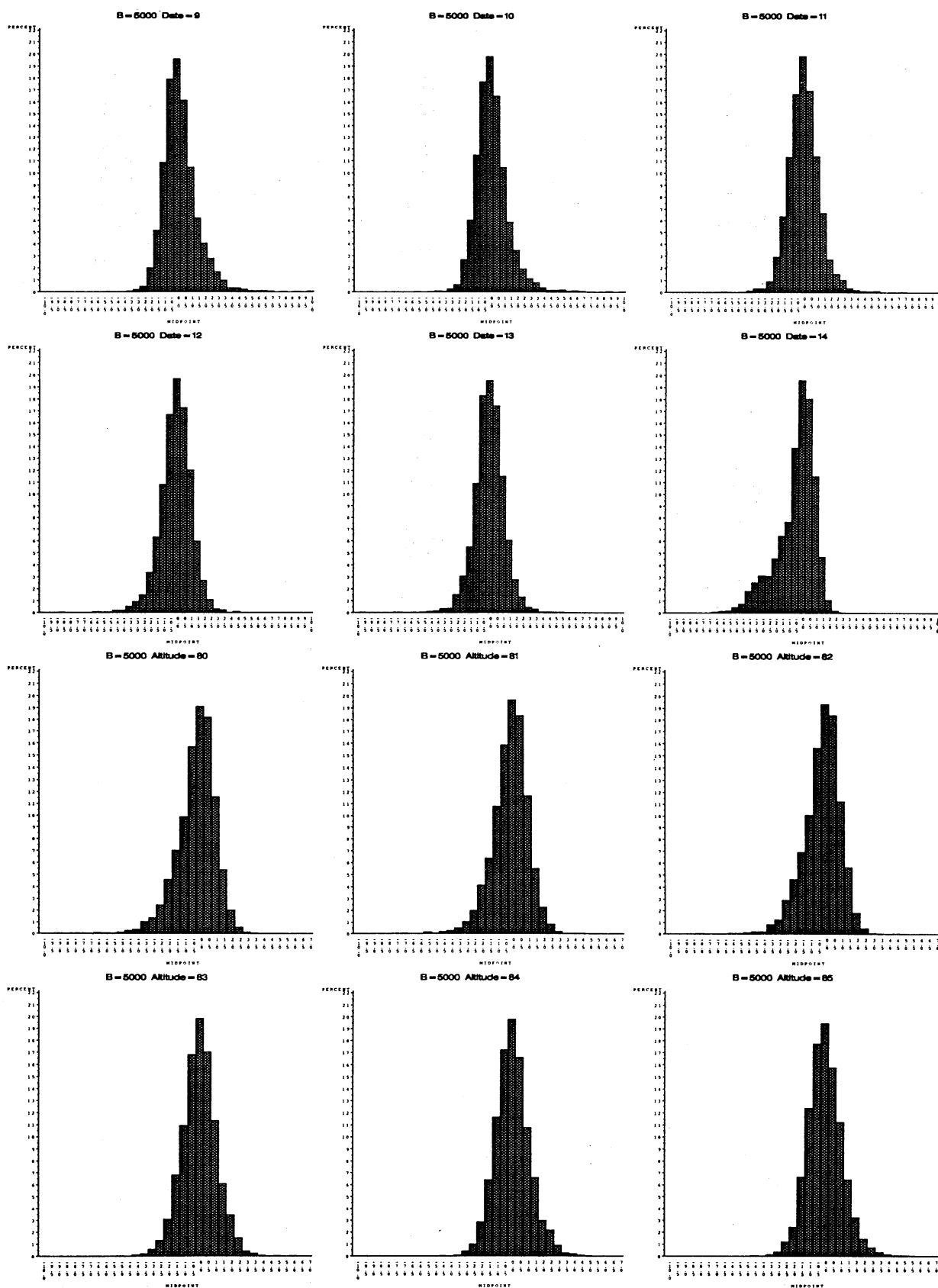
3.3 Bootstrap 近似分布のヒストグラム

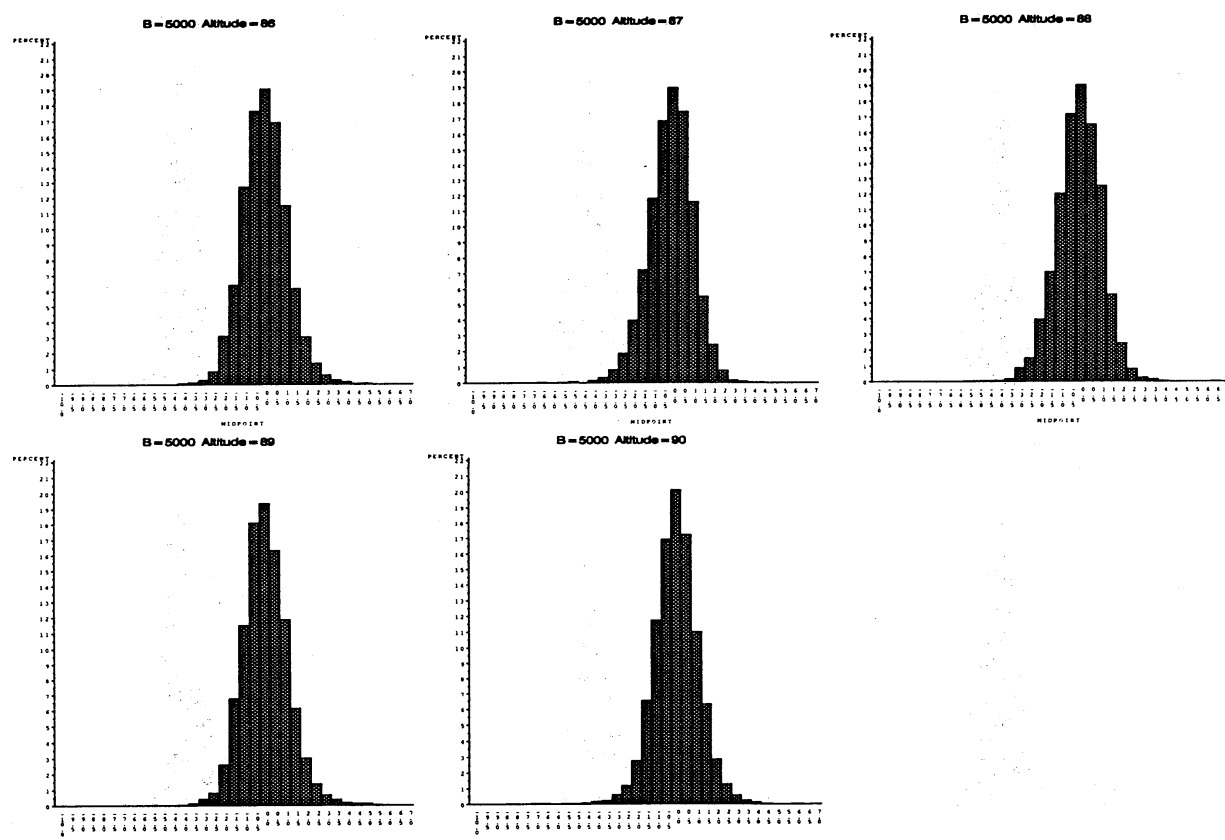
ここでは上で示した近似的 p 値 (\widehat{ASL}_{boot}) の表を補う情報として、リサンプルに基づいて作成した t 値のヒストグラムを示す (図5). 各リサンプルサイズ n はそれぞれ、プールしたデータでは 149, 観測高度別データの Altitude = 80 ~ 84 (km) では 13, Altitude = 85 ~ 90 (km) では 14, 観測日別データの Date = 1 ~ 3, 5 ~ 14 では 11, Date = 4 では 6 である.

次にリサンプリングの回数であるが、プールしたデータに対しては、ブートストラップ反復 $B = 2000$ (回), 観測高度別のデータと観測日別のデータに対しては $B = 5000$ (回) とした.

図5: Bootstrap 近似分布のヒストグラム







3.4 Bootstrap paired- t 検定の結果からの考察

与えられたデータを観測日ごと、あるいは、観測高度ごとに見ると、プールしたデータからでは分からなかった知見が得られた。すなわち、プールしたデータでは、有意水準1%で、2群の間に差のあることが分かったが、データを層別してみると、必ずしもすべての層において、有意水準1%で差があるとはいえず、差がない観測日や観測高度もあることが分かる。さらに、 $t(z^*)$ のプールしたデータのヒストグラムは、山が1つで対称に近いが、層別した $t(z^*)$ のヒストグラムでは、非対称な分布が多く、また、外れ値が多く見られる。このことから、さらに適当な層別を行ってデータを解析していくのが妥当であると考えられる。

次に検定結果について検討を行う。 \widehat{ASL}_{boot} の値と t 検定の p 値を比較すると、比較的同じような値をとる場合が多い。これは、 $t(z^*)$ の分布が対称に近い場合に多い。一方、歪度と尖度の絶対値が大きい、分布に歪みがある場合には、 \widehat{ASL}_{boot} と p 値が少し異なっている。さらに、両者がかなり大きく違う場合もいくつか見られる。こうした現象が起こる原因は次のように考えられる。

例えば、14日目のデータに注目してみると、 \widehat{ASL}_{boot} の値は、 $B = 5000$ (回)のところでは0.137、一方 t 検定の p 値は0.033である。ここで、リサンプルに基づく t 値の(ブートストラップ)分布のヒストグラムを見ると、非対称でかつ、かなり左に裾をひいており、 t 分布よりもかなり左裾が重いことが分かる。したがって、裾が重い分だけ t 検定の p 値よりも \widehat{ASL}_{boot} の値が大きくなるのは妥当な結果であり、ブートストラップ法を用いた方が、より精度の高い検定を行っているといえよう。その他の場合の、 \widehat{ASL}_{boot} と t 検定の p 値が大き

く異なる観測日、観測高度に対しても、同様の議論によってこうした現象を説明することができる。

また検定の結果から、高度の低いところ (80 ~ 84km) では、有意水準 5% で HRDI と Radar の差がなく、高いところ (85 ~ 90km) では有意な差があることから、推定を行う際には、このような 2 つの層に分けて解析を行うのが良いと言えそうである。観測日別データについての結果から、「差がない」という仮説を有意水準 5% で棄却できない日は、1, 5, 12 日目である。しかし、これからすぐに、これらの日は同傾向を持つと結論づけることは難しい。同様に、観測高度別データについて、 $t(z^*)$ のヒストグラムを見ると、80 ~ 82km, 83 ~ 86km, 88 と 89km がよく似ているからといって、すぐにはこれらが同傾向を持つとはいえない。これらについては多重比較を行ってみるべきであろう。

次章では分散分析法を用いて、風速に影響を及ぼす要因を探索し、さらに多重比較法を用いて、風速のデータを同傾向を持ついくつかの観測日と観測高度に分類する。

4 分散分析法に基づく解析の結果

この章では、分散分析法を用いて、風速に影響を及ぼす要因の抽出を行う。しかし、この分散分析法では、平均に有意な群間差があるかどうかの結論をだすことしかできないので、Tukey の多重比較法を用いて、具体的にどの群とどの群との間で有意な差があるかについての検討も行った。ただし、この章では欠測値の発生した 4 日目のデータは全て除外して解析を行った。

4.1 モデルの設定と分散分析表

我々が現在入手している風速のデータには、観測日と観測高度の 2 つの要因があるが、繰り返しては測定されていない。したがって、 i 日目の j 番目の高度で観測された風速 x_{ij} (m/s) に対するモデルとして、次のような繰り返しのない 2 元配置モデルが自然に考えられる。すなわち、

$$x_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}. \quad (1)$$

ただし、 μ は全データの平均、 α_i は観測日の主効果、 β_j は観測高度の主効果、 ε_{ij} は誤差である。

ところで一般に、繰り返しのない 2 元配置モデルが用いられるのは、あらかじめ交互作用がないことが分かっている場合が普通である。しかし、本研究の対象となるデータは、繰り返し数が 1 であるために交互作用の有無を検出できない。そこでこのような場合には、Tukey の加法性の検定を用いて、交互作用の有無の検定をまず行うのが適当であると考えた。すなわち、風速 x_{ij} に対するモデル (1) において、誤差項を $\varepsilon_{ij} = \gamma\alpha_i\beta_j + \varepsilon'_{ij}$ と分解し、モデル

$$x_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma\alpha_i\beta_j + \varepsilon'_{ij} \quad (2)$$

を仮定して、

$$\text{帰無仮説 } H_0 : \gamma = 0 \quad \text{対立仮説 } H_1 : \gamma \neq 0$$

の検定を行う。

一般に、水準 A_1, \dots, A_a (ここでは各観測日で, $a = 13$), B_1, \dots, B_b (ここでは各観測高度で, $b = 11$) に対して、繰り返しのない 2 元配置分散分析法では、全変動

$$S_T \equiv \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (x_{ij} - \bar{x})^2$$

を、まず

$$S_T = S_A + S_B + S_E$$

のように分解する。ただし、

$$S_A \equiv b \sum_{i=1}^a (\bar{x}_i - \bar{x})^2, \quad S_B \equiv a \sum_{j=1}^b (\bar{x}_j - \bar{x})^2, \quad S_E \equiv \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (x_{ij} - \bar{x}_i - \bar{x}_j + \bar{x})^2$$

である。

ここで、Tukey の加法性の検定を行うためには、 S_E をさらに、 $S_E = S_{NA} + S_{REG}$ と分解しておく。ただし

$$S_{NA} \equiv \frac{\left(\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{x}_i - \bar{x})(\bar{x}_j - \bar{x})x_{ij} \right)^2}{\sum_{i=1}^a (\bar{x}_i - \bar{x})^2 \times \sum_{j=1}^b (\bar{x}_j - \bar{x})^2}, \quad S_{REG} \equiv S_E - S_{NA}$$

とする。このように分解すると、この S_{NA} は、 $\gamma_{\alpha_i} \beta_j$ に対応する変動を表している。ここで、 $V_A \equiv S_{NA}$, $V_{REG} \equiv S_{REG}/(ab - a - b)$, 有意水準を α , 自由度が m, n の F 分布の $100\alpha\%$ 点を $F_{(m,n)}(\alpha)$ とすると、

$$\frac{V_{NA}}{V_{REG}} \geq F_{(1,(a-1)(b-1))}(\alpha)$$

が成り立つとき、(2) の意味での交互作用が存在する。

以下の表 12 ~ 表 15 に 4 種類のデータ、すなわち HRDI, Radar, Dif, Ratio に対応する分散分析表を示す。ただし、表中の $Pr > F$ の欄は p 値を表す。

表 12 : HRDI に対する分散分析表

要因	自由度	平方和	平均平方	F 値	$Pr > F$
Date	12	45166.37	3763.86	14.10	0.0001
Altitude	10	10692.60	1069.26	4.01	0.0001
Error	120	32306.32	266.97		
交互作用	1	2894.25	2894.25	11.81	0.0008
Error	119	29142.07	244.89		
全変動	142	100032.92			

左の分散分析表の結果から、HRDI には、(2) の意味での交互作用の存在が有意水準 1% で認められる。さらに、観測日と観測高度の効果についても、有意水準 1% で認められる。

表 13 : Radar に対する分散分析表

要因	自由度	平方和	平均平方	F 値	$Pr > F$
Date	12	29197.29	2433.11	10.61	0.0001
Altitude	10	4429.82	442.98	1.93	0.0471
Error	120	27518.55	229.32		
交互作用	1	1865.80	1865.80	8.66	0.0039
Error	119	25652.75	215.57		
全変動	142	61145.65			

左の分散分析表の結果から、Radar には、(2) の意味での交互作用の存在が有意水準 1% で認められる。さらに、観測日と観測高度の効果についてはそれぞれ、有意水準 1% と 5% で認められる。

表 14 : Dif に対する分散分析表

要因	自由度	平方和	平均平方	F 値	Pr > F
Date	12	28929.09	2410.76	12.32	0.0001
Altitude	10	3147.84	314.78	1.61	0.1121
Error	120	23488.00	195.73		
交互作用	1	89.49	89.49	0.46	0.5012
Error	119	23398.51	196.63		
全変動	142	55564.93			

表 15 : Ratio に対する分散分析表

要因	自由度	平方和	平均平方	F 値	Pr > F
Date	12	33.10	2.76	3.95	0.0001
Altitude	10	4.89	0.49	0.70	0.7238
Error	120	83.87	0.70		
交互作用	1	4.66	4.66	7.00	0.0093
Error	119	79.22	0.67		
全変動	142	121.86			

左の分散分析表の結果から、Dif には、(2) の意味での交互作用の存在が有意水準 5% でも認められない。さらに、観測日については、有意水準 1% で有意差が認められるが、観測高度の効果は、有意水準 5% でも認められない。

左の分散分析表の結果から、Ratio には、(2) の意味での交互作用の存在が有意水準 1% で認められる。さらに、観測日については、有意水準 1% で有意差が認められるが、観測高度の効果は、有意水準 5% でも認められない。

4.2 Tukey の多重比較法を用いた解析

前節では、風速に影響を及ぼす要因として、観測日と観測高度という 2 つの要因を考え、2 元配置分散分析を行った。観測日の違いによる効果は有意水準 1% で有意であり、一方、観測高度の違いによる効果は、HRDI は 1% で、Radar は 5% で認められるが、Dif と Ratio は 5% でも認められないという結果になった。ところが、この分散分析では、平均について有意な群間差があるかどうかの結論をだすことしかできず、具体的にどの群とどの群との間で有意な差があるかについては分からない。

そこで、前節の結果をふまえて、この節では、具体的にどの群とどの群との間で有意な差があるかについての検討を行う。ここでは、Tukey の多重比較法を用いて解析を行った。ここで、この方法を用いた理由は 2 つある。まず第 1 には、一般に、比較したい 2 群を取り出して、 t 検定など 2 群の有意差検定を繰り返し適用すると、検定の多重性により、第 1 種の過誤が有意水準よりもはるかに大きくなるという現象が起こり、検定の意味を失わせてしまうために、第 1 種の過誤を適切に制御する方法を用いる必要があるからである。第 2 には、対比較法には例えば、Tukey, Bonferroni, Sidak, Scheffé などによって提案された方法があるが、これらの中で、Tukey の方法が最も検出力が高いことが挙げられる。

Tukey(1952, 1953) は、スチューデント化された範囲に基づき、対比較用に特別に工夫した検定法を提案している。これは、すべての群間の対比較に興味がある場合に、第 1 種の過誤を適切に制御する方法であり、セルの大きさが等しい場合に用いられる。セルの大きさが等しくない場合には、Tukey(1953) と Kramer(1956) によって独立に提案された上の方法の修正版、すなわち、Tukey-Kramer 法を用いればよい。Tukey の多重比較法は次のよう

にして行う．自由度 m, n ，有意水準 $100\alpha\%$ のスチューデント化された範囲のパーセント点を $q(m, n; \alpha)$ とすると，

$$|\bar{x}_i - \bar{x}_{i'}| \geq q(a, (a-1)(b-1); \alpha) \sqrt{V_E/b} \quad (3)$$

ならば，有意水準 $100\alpha\%$ で水準 $A_i, A_{i'}$ の母平均に差があるとし，

$$|\bar{x}_j - \bar{x}_{j'}| \geq q(b, (a-1)(b-1); \alpha) \sqrt{V_E/a} \quad (4)$$

ならば，有意水準 $100\alpha\%$ で水準 $B_j, B_{j'}$ の母平均に差があるとする．ただし，この検定は多重比較なので，すべての組み合わせを同時に比較して，はじめて意味がある．ここで， $q(13, 120; 0.05) = 4.781, q(13, 120; 0.01) = 5.505, q(11, 120; 0.05) = 4.641, q(11, 120; 0.01) = 5.375$ であるから， $|\bar{x}_i - \bar{x}_{i'}|$ ，あるいは， $|\bar{x}_j - \bar{x}_{j'}|$ が表 16 に示されるような値以上になったときに，水準 $A_i, A_{i'}$ ，または，水準 $B_j, B_{j'}$ の母平均に差があるとする．

表 16 : (3), (4) の右辺の値

α	(3) の右辺の値		(4) の右辺の値	
	0.05	0.01	0.05	0.01
HRDI	23.6	27.1	21.0	24.4
Radar	21.8	25.1	19.5	22.6
Dif	20.2	23.2	18.0	21.4
Ratio	1.2	1.4	1.1	1.3

以下に示す多重比較表では，どの観測日と観測日が，または，どの観測高度と観測高度が，有意になるかについて調べたものである．表中の D● は各観測日，A● は各観測高度を表す．例えば，有意水準を 5% とすると，観測日は，HRDI では (a)~(f) の 6 つ，Radar では (a)~(d) の 4 つ，Dif では (a)~(e) の 5 つ，Ratio では (a)~(c) の 3 つのグループに分かれ，観測高度は，HRDI は (a)~(c) の 3 つ，Radar は (a), (b) の 2 つのグループに分かれる．ここで，Dif および Ratio については，前節の分散分析の結果から予想されるように，有意水準 5% で，有意差は認められないので，これらの多重比較表は省略する．

表 17 : HRDI の観測日の多重比較表

観測日	D3	D12	D2	D8	D9	D13	D6	D10	D11	D1	D5	D14	D7
平均値	94.5	78.5	76.5	70.2	65.2	54.8	52.0	49.8	49.6	42.4	42.3	36.2	32.2

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

(f)

表 18 : Radar の観測日の多重比較表

観測日	D12	D3	D2	D9	D7	D13	D14	D6	D1	D5	D8	D11	D10
平均値	81.0	63.0	57.3	45.4	45.1	44.1	41.9	41.6	41.1	34.1	32.3	29.5	26.9

(a)

(b)

(c)

(d)

表 19 : Dif の観測日の多重比較表

観測日	D8	D3	D10	D11	D9	D2	D13	D6	D5	D1	D12	D14	D7
平均値	37.9	31.6	23.0	20.1	19.7	19.2	10.7	10.4	8.2	1.3	-2.5	-5.8	-13.0

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

表 20 : Ratio の観測日の多重比較表

観測日	D8	D10	D6	D11	D9	D3	D5	D2	D13	D1	D12	D14	D7
平均値	2.2	2.2	2.1	1.8	1.8	1.5	1.4	1.4	1.2	1.1	1.0	0.9	0.8

(a)

(b)

(c)

表 21 : HRDI の観測高度の多重比較表

観測高度	A88	A90	A87	A89	A86	A85	A84	A83	A82	A81	A80
平均値	63.5	63.3	62.9	62.7	60.7	59.4	54.0	49.4	45.0	41.9	40.7

(a)

(b)

(c)

表 22 : Radar の観測高度の多重比較表

観測高度	A90	A89	A86	A87	A84	A85	A88	A83	A82	A80	A81
平均値	56.6	47.9	47.6	47.1	46.7	46.5	46.3	41.8	39.2	38.4	35.4

(a)

(b)

4.3 分散分析と多重比較の結果からの考察

風速に影響を及ぼす要因としてまず考えられるのは、観測日の影響である。4種類のデータのいずれにおいても、観測日の影響がないという帰無仮説が、有意水準1%で棄却される。次に風速に影響を及ぼす要因として、観測高度の影響を考えたが、DifとRatioに対しては、観測高度の影響がないという帰無仮説が、有意水準5%でも棄却されなかった。一方、HRDIとRadarについては、それぞれ有意水準が1%と5%で、観測高度の影響がないという帰無仮説が棄却される。したがって、HRDIとRadarについては、観測日と観測高度の2つが風速に影響を及ぼす要因であると考えられる。

次に、多重比較を行った結果、観測日に関しては、有意水準を5%とすると、HRDIでは6つ、Radarでは4つ、Difでは5つ、Ratioでは3つのグループに分かれ、一方、観測高度に関しては、HRDIは3つ、Radarは2つのグループに分かれる。ここで、DifおよびRatioについては、有意水準5%で、有意差は認められなかった。HRDIについては、おおよそ、観測高度が高いグループと、観測高度が低いグループに分けることができるので、人工衛星の観測精度を評価する際には、やはり、観測高度別に解析を行った方がよいと考えられる。次に、Tukeyの加法性の検定により、交互作用の有無の検定を行った結果、HRDI、Radar、およびRatioに交互作用が認められることが分かった。したがって、交互作用を考慮に入れると、HRDIでは18グループ、Radarでは8グループ、Difでは5グループ、Ratioでは3グループに分かれる。ところで、この中ではDifのみ(2)の意味での交互作用が存在しないことが分かった。したがって、分散分析モデルによって解析を行う際には、Difを取り上げるのが簡単である。

Difでは(2)の意味での交互作用が存在しないことと、観測高度による効果がないことが分かったので、観測日のみに着目して多重比較を行えばよい。すると、Difを5つのグループに分けることができる。このように分かれる原因は、気象条件の違いによるものと推測される。したがって、現在手元にあるデータと各観測日に対応する詳細な気象条件を考慮することによって、より精度の高い推論を行える可能性がある。

5 おわりに

本報告では、人工衛星で計測された風速のデータの検証作業を本格的に行う前の準備段階の考察として、まず、人工衛星で計測した風速とレーダーで計測した風速との間に有意な差が認められるかどうかの検定を行った。結果は、全体としては有意な差が認められるが、特定の観測日や観測高度では差が認められない。なぜこうした現象が起こるのかについては、現段階では、気象条件に関するデータがないので不明である。しかし、風速に対応する気象条件を考慮することにより、今後、この問題を解決できる可能性がある。

次に、分散分析法を用いて、風速に影響を及ぼす要因の抽出を行ったが、観測日の効果がかなり大きく、また、観測高度も風速に影響を及ぼしていることが分かった。さらに、Tukey の多重比較法を用いて、具体的にどの高度間、観測日間で有意な差があるかについても調べ、風速のデータを、いくつかの観測日または観測高度に分類することができた。特に観測日については、気象条件に依存すると考えられるが、観測高度についても、気象条件に依存すると考えられる現象が数多く見られる。したがって、今後は気象条件も加味し、適切な層化を行った後に、それぞれの層について検討を行う必要があると考える。

結論としては、レーダーと人工衛星の風速が異なる原因は、観測高度の影響もあるが、観測する日によって大きく異なる、気象条件に依存することが挙げられる。また、レーダーや人工衛星のデータを個々に考えるよりも、それらをペアにして考えた、例えば風速の差を考える方が、有効な情報を抽出できそうである。風速の差の分布は、ヒストグラムや多重比較の結果から、5つの分布の mixture となっている可能性が高い。今後はこれを出発点として、風速のデータを気象のデータと照合することにより、精度の高い推論を行うことが可能であると考ええる。

ところで、このデータ解析を行う上で最も基本的でかつ重要なことを今回の解析では議論しなかった。すなわち、データがどのような状況で発生しているのかという点については一切触れていない。得られたデータの検証作業が本研究の最終目的ではあるが、そのためには、データ発生の仕組みについて検討を行う必要がある。例えば、風速を計測する地点が 80 km から 90 km に限られているが、この妥当性についても今後検討する必要があると考える。さらに、いわゆる外れ値と考えられるデータも多いので、今後はこれらをいかに扱うかについても検討していかなければならない。単純に外れ値を除去して解析を行うことも可能であるが、より適切な層化が要求されるかもしれない。外れ値の発生する構造を解明することにより、データ発生のメカニズムをより正確に把握できる可能性が高い。

今回は検定を中心に議論を行ってきたが、今後は風速の推定や、回帰分析等を用いて、両計測値間の補正を行う研究も予定している。例えば今回の解析では、母集団分布がよく分からなかったので、一部ノンパラメトリックな手法を用いたが、もし、母集団分布が正規分布に近くなるような変換を見つければ、正規理論に基づいた様々な結果を利用できるので、データからより多くの情報を抽出できる可能性がある。

レーダーの風速から人工衛星の風速を推定したい場合には、Radar を説明変数、HRDI を目的変数にとり、回帰分析を行うことが考えられる。また、もし人工衛星の計測が正確ならば、HRDI への回帰を考えて、レーダーで測定した風速にはどのぐらいのバイアスがあるか推定を行うことも可能である。さらに、レーダーの方に過小評価の可能性が指摘されている点についても、回帰直線が原点を通るか否か、さらには原点を通らない場合にはどの位

のバイアスがあり, HRDI の値を推定するには, どの位のバイアス補正が必要か等についての検討を行うこともできる. いずれも今後の研究課題としたい.

参考文献

- [1] Efron, B. and Tibshirani, R.(1993). *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman and Hall, London.
- [2] Kramer, C.Y.(1956). Extension of multiple range tests to group means with unequal numbers of replications. *Biometrics* **12**, 307-310.
- [3] Sakurai, H., Taguri, M. and Ishiduka, M.(1997). Examination on the accuracy of the measurement of wind speed by an artificial satellite : Preliminary data analyses using Bootstrap, ANOVA and EDA. *Technical Reports of Mathematical Sciences, Chiba University*, Vol.13, No.2.
- [4] Tukey, J.W.(1952). Allowances for various types of error rates. Unpublished IMS address, Chicago, IL.
- [5] Tukey, J.W.(1953). The problem of multiple comparisons. Unpublished manuscript.